Journal of Geography and Regional Development Vol 21, No. 3 (2023) – Serial Number 44

Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

https:// doi.org/10.22067/jgrd.2023.82877.1292

Improving Modeling of Spatial Development of Cities by Combining Machine Learning Methods and CA-Markov Model (Case Study: Qom Metropolis)

Sadegh Boulaghi
MA Student, Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Geographic Information Science/System and Remote Sensing Laboratory (GISSRS: Lab), Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Masoud Minaei [1]
Associate Professor, Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Geographic Information Science/System and Remote Sensing Laboratory (GISSRS: Lab), Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Hossein Shafizadeh-Moghadam
Associate Professor, Department of Engineering and Water Management, Tarbiat Modares, Tehran, Iran

Omid Ali Kharazmi
Assistant Professor, Department of Geography, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran

Received: 10 June 2023 ***Revised: 19 August 2023*** ***Accepted: 30 August 2023***

Abstract
One of the inevitable consequences of the ever-increasing growth of the world's population is the expansion of urbanization. So, it is very important to provide a vision of the spatial development of cities with the aim of understanding the correct pattern of city growth and providing the necessary infrastructure. Since Qom metropolis faced urban growth and has recorded 95% urbanization, this research focused on the spatial development of urban lands around this metropolis. First, the land use/cover and the urban growth merit maps were produced. Land use/ land cover maps of the region for the years 2000, 2010 and 2020 were produced using the random forest method in the Google Earth Engine, and the urban growth merit map for the years 2000 and 2010 was produced using MCDM analyses based on GIS. Finally, based on the ANN-CA-Markov and SVM-CA-Markov algorithms, 2020's land use/cover maps were simulated. The validation of the models showed that the SVM-CA-Markov algorithm with the ROC (0.96) was more accurate and was chosen as the optimal algorithm for modeling the horizon of 2040. The results indicate the increasing spatial development of this metropolis. The area of urban land in this region will increase from 139.62 square kilometers in 2020 to more than 183 square kilometers in 2040. The evaluation of the results can help the relevant managers in order to take necessary policies to manage the situation as best as possible. This importance can be realized through planning for the regular development of the road network, the expansion of urban green spaces, etc. official organizations and local officials should have a purposeful monitoring of this issue, while having full control over the development directions of this metropolis.

Keywords: Land Use / Land Cover Changes, Qom Metropolis, Urban Growth, MCDM, Machine Learning, Markov Chain, Cellular Automata

1. Corresponding author. Email: m.minaei@um.ac.ir

Creative Commons Attribution 4.0 International License (CC BY 4.0)

https:// doi.org/10.22067/jgrd.2023.82877.1292
مقالهٔ پژوهشی

مجلّهٔ جغرافیا و توسعهٔ ناحیه‌ای، سال بیست و یکم، شمارهٔ ۳، پاییز ۱۴۰۲، شمارهٔ پیاپی ٤٤

بهبود مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها با تلفیق روش‌های یادگیری ماشین و مدل CA-Markov (مطالعهٔ موردی: کلان‌شهر قم)

صادق بولاقی (دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه جغرافیا، دانشگاه فردوسی مشهد، آزمایشگاه علم/سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (*GISSRS: Lab*)، مشهد، ایران)
sadeghboulaghi75@gmail.com
مسعود مینائی (دانشیار گروه جغرافیا، دانشگاه فردوسی مشهد، آزمایشگاه علم/سیستم اطلاعات جغرافیایی و سنجش از دور (*GISSRS: Lab*)، مشهد، ایران، نویسنده مسئول)
m.minaei@um.ac.ir
حسین شفیع‌زاده مقدم (دانشیار گروه مهندسی و مدیریت آب، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران)
h_shafizadeh@modares.ac.ir
امیدعلی خوارزمی (استادیار گروه جغرافیا، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران)
kharazmi@um.ac.ir

صص ۲۳۲ ـ ۱۹۹

چکیده

یکی از پیامدهای اجتناب‌ناپذیر رشد روزافزون جمعیت جهان، گسترش شهرنشینی است؛ ازاین‌رو ارائه چشم‌اندازی از توسعه فضایی شهرها با هدف درک الگوی صحیح رشد شهر و فراهم آوردن زیرساخت‌های لازم از اهمیت بسیاری برخوردار است. ازآنجاکه کلان‌شهر قم یکی از شهرهای درگیر با مسئله رشد شهری بوده و آمار ۹۵ درصد شهرنشینی را ثبت کرده است، تمرکز این پژوهش بر واکاوی توسعه فضایی اراضی شهری پیرامون این کلان‌شهر است. برای نیل به هدف مذکور، ابتدا ورودی‌های مدل که همان نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی و نقشه شایستگی رشد شهری منطقه هستند، تولید شدند. نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی منطقه برای

تاریخ دریافت: ۱٤۰۲/۰۳/۲۰ تاریخ بازنگری: ۱٤۰۲/۰۵/۲۸ تاریخ تصویب: ۱٤۰۲/۰٦/۰۸

سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۰ و ۲۰۲۰ با روش جنگل تصادفی در محیط سامانه Google Earth Engine و نقشه شایستگی رشد شهری منطقه برای سال‌های ۲۰۰۰ و ۲۰۱۰ به کمک تحلیل‌های MCDM مبتنی بر GIS به‌صورت مجزا تولید شد. درنهایت این نقشه‌ها وارد الگوریتم‌های ترکیبی ANN-CA-Markov و SVM-CA-Markov شد و دو نقشه برای کاربری/پوشش اراضی منطقه در سال ۲۰۲۰ شبیه‌سازی شد. اعتبارسنجی مدل‌ها نشان داد که الگوریتم SVM-CA-Markov با مساحت زیر منحنی ROC معادل ۰/۹۶ از صحت بیشتری برخوردار بود و برای مدل‌سازی افق ۲۰٤۰ به‌عنوان الگوریتم بهینه انتخاب شد. نتایج حاکی از توسعه فضایی روزافزون این کلان‌شهر است؛ به‌طوری‌که وسعت اراضی شهری این منطقه از ۱۳۹/٦۲ کیلومتر مربع در سال ۲۰۲۰ به بیش از ۱۸۳ کیلومترمربع در سال ۲۰٤۰ افزایش خواهد یافت. ارزیابی نتایج می‌تواند به مدیران مربوط در راستای اتخاذ سیاست‌های لازم برای مدیریت هرچه‌بهتر شرایط پیش رو یاری رساند. این امر مهم می‌تواند از طریق برنامه‌ریزی برای توسعه منظم شبکه معابر، گسترش فضاهای سبز شهری و... محقق شود. در این راستا سازمان‌ها و مسئولان محلی باید ضمن اشراف کامل بر جهات توسعه این کلان‌شهر، نظارت‌های هدفمند بر این مسئله داشته باشند.
کلیدواژه‌ها: تغییرات کاربری/پوشش اراضی، کلان‌شهر قم، رشد شهری، تحلیل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره (MCDM)، یادگیری ماشین، زنجیره مارکوف، سلول‌های خودکار.

۱. مقدمه

جمعیت جهان در گذر زمان همواره به شکل فزاینده‌ای در حال افزایش است و به‌تازگی نیز از مرز هشت میلیارد نفر عبور کرده است (اسلام[1] و همکاران، ۲۰۲۳). گزارش‌ها حاکی از آن است که این روند در ادامه نیز سیر صعودی خود را حفظ خواهد کرد؛ به‌طوری‌که پیش‌بینی می‌شود جمعیت جهان در سال ۲۰۳۰ به ۸/۵ میلیارد نفر، در سال ۲۰۵۰ به ۹/۷ میلیارد نفر و در سال ۲۱۰۰ به ۱۰/٤ میلیارد نفر برسد (صندوق جمعیت سازمان ملل متحد[2]، ۲۰۲۲). رونق اقتصادی شهرها و بهبود کیفیت

1. Aslam
2. UFPA (United Nations Population Fund)

زندگی بشر سبب شده است که سهم عمده‌ای از جمعیت جهان در شهرها سکنا گزینند (گوپتا و بهارات[1]، ۲۰۲۲). در حال حاضر، ۵۵ درصد جمعیت جهان در شهرها زندگی می‌کنند و پیش‌بینی می‌شود که همسو با افزایش جمعیت جهان، این رقم نیز افزایش یابد و در سال ۲۰۵۰ به ۷۰ درصد برسد (صندوق جمعیت سازمان ملل متحد، ۲۰۲۲). افزایش روزافزون جمعیت شهرنشین و به دنبال آن رشد شهرها، منجر به پیشرفت جوامع بشری و تقویت اقتصاد ملی کشورها خواهد شد (موسوینگان[2] و همکاران، ۲۰۲۰)، اما توسعه فضایی شهر می‌تواند پیامدهای بی‌شماری ازجمله افزایش دمای سطح زمین (LST)[3] (گوپتا[4] و همکاران، ۲۰۲۳)، تخریب و از دست دادن تنوع زیستی (مک‌دونالد[5] و همکاران، ۲۰۲۰)، تراکم جمعیت و حاشیه‌نشینی (پیله ور[6]، ۲۰۲۰)، و تغییرات در کاربری/پوشش اراضی (LULC)[7] را به همراه آورد (گوان[8] و همکاران، ۲۰۲۲).

تغییرات LULC نحوه تعاملات بین انسان و محیط پیرامون آن را در طول زمان نشان می‌دهد (مظفری‌پور و همکاران، ۲۰۲۲). این پدیده اثرات گسترده‌ای در مقیاس‌های محلی، منطقه‌ای و جهانی دارد (رگسا و نونز[9]، ۲۰۲۲). تهدید امنیت غذایی (لونیولو[10] و همکاران، ۲۰۲۱)، کاهش کیفیت خدمات اکوسیستم (فنگ[11] و همکاران، ۲۰۲۲) و بیابان‌زایی (مینائی و همکاران، ۲۰۱۸)، نمونه‌ای از پیامدهای زیان‌بار تغییرات LULC هستند. با توجه به اینکه از یک سو تغییر الگوی کاربری زمین اثرات گسترده‌ای بر زیستگاه‌های طبیعی دارد (حسین و همکاران، ۲۰۲۳) و از سوی دیگر، بررسی سناریوهای متحمل بر آینده تغییرات LULC حاکی از گسترش فزاینده اراضی شهری است (خوانیتا[12] و همکاران، ۲۰۱۹)، ارزیابی روند تغییرات LULC یکی از اصلی‌ترین اولویت‌های برنامه‌ریزان محیط‌زیست و متولیان امور شهری محسوب می‌شود (گیبس و مایورک[13]، ۲۰۲۰)؛ ازاین‌رو در دهه‌های اخیر توسعه فضایی ناموزون اراضی شهری، به یکی از موضوعات جهانی تبدیل

1. Gupta & Bharat
2. Musavengane
3. Land Surface Temperature
4. Gupta
5. McDonald
6. Pilehvar
7. Land Use Land Cover
8. Guan
9. Regasa & Nones
10. Lunyolo
11. Fang
12. Juanita
13. Gibas & Majorek

شده و توجه مدیران و برنامه‌ریزان شهری در کشورهای توسعه‌یافته و درحال‌توسعه را به خود جلب کرده است (هارمای[1] و همکاران، ۲۰۲۱). در همین راستا، پایش جهات توسعه شهر و پیش‌بینی الگوی توسعه فضایی شهرها در آینده که برای تحقق اهداف توسعه پایدار نیز ضروری است، مدنظر متولیان حوزه شهری قرار گرفته است (ما[2] و همکاران، ۲۰۲۲).

گفتنی است، این موضوع در کلان‌شهرها که سهم عمده‌ای از رشد شهری یک کشور را به خود اختصاص می‌دهند، از اهمیت دوچندانی برخوردار است (ابراهیم و همکاران، ۲۰۲۱). کلان‌شهر قم یکی از کلان‌شهرهای رسمی ایران است که در سالیان اخیر جمعیت افراد شهرنشین در آن به‌شدت رو به افزایش بوده است. در آینده نیز می‌توان ادامه همین روند را برای این کلان‌شهر متصور شد (مرکز آمار ایران، ۱۳۹۵). بدیهی است که این امر سبب توسعه فضایی بیش‌ازپیش این کلان‌شهر خواهد شد. بدون تردید معرفی روشی برای مدل‌سازی الگوهای مکانی-زمانی تغییرات کاربری و پوشش آینده اراضی در این کلان‌شهر بسیار ضروری به نظر می‌رسد؛ ازاین‌رو مطالعه حاضر سعی دارد با ارائه رویکردی نوین، به مدل‌سازی توسعه فضایی کلان‌شهر قم در افق ۲۰۴۰ بپردازد و مدیران مربوط را قادر سازد تا علاوه‌بر جلوگیری از جهت‌گیری فضایی ناموزون این کلان‌شهر، زیرساخت‌ها و تمهیدات لازم برای گسترش فیزیکی آن را نیز فراهم آورند.

۲. پیشینه تحقیق

مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها به‌عنوان یکی از اصلی‌ترین چالش‌های مطالعات شهری از دیرباز توجه پژوهشگران را به خود جلب کرده است (کیم[3] و همکاران، ۲۰۲۲). در این میان امروزه بهره‌مندی از علم سنجش از دور[4] و سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS)[5]، و همچنین الگوریتم‌های یادگیری ماشین (ML)[6]، در زمره روش‌های کارآمد برای مدل‌سازی رشد فضایی شهرها به شمار می‌رود (هایند[7] و همکاران، ۲۰۲۲). یکی از مدل‌های محبوب در زمینه مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها که انطباق‌پذیری بسیار زیادی با سنجش از دور و GIS دارد، مدل ترکیبی CA[8]-Markov

1. Harmay
2. Ma
3. Kim
4. Remote Sensing
5. Geographic Information System
6. Machine Learning
7. Hind
8. Cellular Automata

است (فو[1] و همکاران، ۲۰۲۲). در اکثر مطالعات مربوط به موضوع رشد شهری محققان با به کارگیری این مدل روند توسعه فضایی شهرها را شبیه‌سازی کرده‌اند؛ به عنوان نمونه‌ای از این مطالعات می‌توان به پژوهش (سنگ[2] و همکاران، ۲۰۱۱)، در ناحیه شهری فانگشان[3] در پایتخت کشور چین اشاره کرد که در آن ابتدا به کمک داده‌های ماهواره‌ای سنجش از دور، نقشه چند زمانه LULC منطقه تولید شده است. سپس در ادامه آن‌ها با استفاده از مدل ترکیبی CA-Markov نقشه LULC منطقه را برای سال ۲۰۱۵ شبیه‌سازی کردند. نتایج حاصل از شبیه‌سازی آن‌ها حاکی از گسترش بیش‌ازپیش اراضی شهری در این منطقه است. در مطالعه‌ای مشابه، ریمال[4] و همکاران (۲۰۱۸) بر پایه تکنیک‌های مبتنی بر سنجش از دور و GIS روند تغییرات LULC مناطق شهری دره کاتماندو[5] واقع در کشور نپال را بین سال‌های ۱۹۸۸ تا ۲۰۱۶ بررسی کردند. شواهد نشان داد که در اثنای این مدت، وسعت مناطق شهری این محدوده با رشد سالانه ۹/۱۵ درصد از ۴۰/۵۳ کیلومترمربع به ۱۴۴/۳۵ کیلومترمربع افزایش یافته است. درعین‌حال شبیه‌سازی تغییرات LULC منطقه برای سال‌های ۲۰۲۴ و ۲۰۳۲ که با استفاده از CA-Markov انجام شده است نیز ادامه همین روند را پیش‌بینی می‌کند؛ به‌طوری‌که نتایج این پژوهش نشان داد که وسعت اراضی شهری در سال‌های مذکور به‌ترتیب به ۲۰۰ و ۲۳۸ کیلومترمربع خواهد رسید. نقشه LULC شبیه‌سازی‌شده برای سال ۲۰۳۲ همچنین گویای این امر بود که در ازای این میزان افزایش اراضی شهری، حدود ۵۰۰ کیلومترمربع از اراضی کشاورزی تخریب خواهد شد. پژوهش کیسابا و لی[6] (۲۰۲۳) در شهر دودما[7] در کشور تانزانیا ازجمله مطالعات اخیر در زمینه مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها به حساب می‌آید که با روش CA-Markov انجام شده است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی تغییرات LULC این شهر برای سال ۲۰۳۰ نشان می‌دهد که مساحت اراضی شهری در این منطقه به میزان ۳۹/۹۶ درصد افزایش خواهد یافت. همسو با این مطالعات، شفیع‌زاده‌مقدم و هلبیچ[8] (۲۰۱۳)، رهنما (۲۰۲۱)، بقا[9] و همکاران (۲۰۲۱) و طارق[10] و همکاران (۲۰۲۲)، نیز در پژوهش‌های خود، به کمک مدل CA-Markov به‌ترتیب به مدل‌سازی توسعه

1. Fu
2. Sang
3. Fangshan
4. Rimal
5. Kathmandu
6. Kisamba & Li
7. Dodoma
8. Shafizadeh Moghadam & Helbich
9. Baqa
10. Tariq

فضایی شهرهای بمبئی[1] کراچی[2] و پیشاور[3] پرداختند. مدل‌سازی‌های حاصل از این مطالعات همگی از گسترش دوچندان اراضی شهری خبر می‌دهند.

در ایران نیز مطالعات متعددی در زمینه مدل‌سازی توسعه فضایی شهرهای مختلف با تکیه بر مدل CA-Markov انجام شده است که از جمله آن‌ها می‌توان به پژوهش امینی پارسا و همکاران (۱۳۹٤) اشاره کرد که در آن با استفاده از این مدل و نقشه‌های LULC منطقه که برای سه دوره ۱۹۸۷، ۲۰۰۰ و ۲۰۱٤ تهیه شده بود، کاربری اراضی شهرستان ملکان در استان آذربایجان غربی برای ۱٤ سال آینده مدل‌سازی شده است. نتایج این تحقیق نشان داد که در دوره زمانی ۲۰۱٤ تا ۲۰۲۸ کاربری‌های مسکونی و کشاورزی، کاربری غالب در این منطقه خواهند بود. در نمونه‌ای دیگر، میثاق و همکاران (۱۳۹٦) با تلفیق تحلیل‌های تصمیم‌گیری چندمعیاره مبتنی بر GIS با مدل ترکیبی CA-Markov روند گسترش افقی کلان‌شهر تبریز را برای سال ۱٤۰۷ مدل‌سازی کردند. نتایج حاصل از مدل‌سازی آن‌ها نشان‌دهنده رشد ۲۵ درصدی اراضی شهری این کلان‌شهر بود. همسو با این مطالعات، اکبری و همکاران (۱۳۹۸) نیز پژوهشی مشابه داشتند و توسعه فضایی شهر رشت را برای سال ۲۰۲۷ شبیه‌سازی کردند. نتایج حاصل از تحقیق آن‌ها مؤید افزایش مضاعف وسعت اراضی شهری در این منطقه بود. در همین سال، یوسف‌زاده و همکاران نیز از روش مذکور برای بصری‌سازی توسعه فضایی کلان‌شهر مشهد و حومه تا سال ۲۰۵۰ استفاده کردند. نقشه شبیه‌سازی‌شده نشان داد که گسترش فضایی کلان‌شهر مشهد عمدتاً به سمت غرب خواهد بود. از طرفی در این منطقه رشد مناطق انسان‌ساخت با کاهش پوشش گیاهی همراه خواهد شد.

ازآنجاکه پدیده رشد شهری فرایندی غیرخطی است و الگوریتم‌های ML در تشخیص روابط غیر خطی بسیار کارآمد هستند (کیم و همکاران، ۲۰۲۲)، اخیراً این الگوریتم‌ها در کنار مدل CA-Markov و در ترکیب با مدل CA در فرایند مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها استفاده شده‌اند. از میان تحقیقاتی که با استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین انجام شده است، می‌توان به پژوهش القاضی[4] و همکاران (۲۰۲۱) اشاره کرد که در آن پس از طبقه‌بندی نقشه‌های چند زمانه LULC، به کمک الگویی تلفیقی از الگوریتم یادگیری ماشین شبکه عصبی مصنوعی و مدل سلول‌های خودکار

1. Mumbai
2. Karachi
3. Peshawar
4. AlQadhi

(ANN[1]-CA)، توسعه فضایی شهر ابها[2] در عربستان را برای سال ۲۰۲۸ شبیه‌سازی کردند. نتایج شبیه‌سازی شواهدی مبنی بر رشد بی‌رویه وسعت اراضی شهری در این منطقه ارائه کرد. در پژوهشی مشابه با مطالعه قبلی، خان و سودهیر[3] (۲۰۲۲)، برای پایش توسعه فضایی شهر اسلام‌آباد در کشور پاکستان از همین مدل (ANN-CA) بهره جستند. شباهت فضایی ۷۵ درصدی نقشه حاصل از این مدل با واقعیت زمینی، سبب شد که آن‌ها از این رویکرد برای شبیه‌سازی روند تغییرات کاربری اراضی منطقه برای سال‌های ۲۰۳۱ و ۲۰۴۱ نیز استفاده کنند. نتایج این مطالعه حاکی از تخریب جنگل‌های منطقه و تبدیل آن به اراضی شهری است. پژوهش شفیع‌زاده مقدم و همکاران (۲۰۲۱) نمونه‌ای از مطالعات این چنینی است که در ایران انجام شده است. در این مطالعه، نویسندگان به کمک نقشه‌های کاربری/پوشش زمین در سال‌های ۱۹۹۸، ۲۰۰۸ و ۲۰۱۸ و ترکیب الگوریتم انتخاب ویژگی رو به جلو پیش‌رونده با الگوریتم جنگل تصادفی[4] (FFS-RF) و همچنین تلفیق آن با مدل CA نقشه تغییرات LULC منطقه را برای بازه زمانی بین سال‌های ۲۰۰۸–۱۹۹۸ و ۲۰۱۸–۲۰۰۸ تهیه کردند. شبیه‌سازی تغییرات LULC این محدوده نشان داد که تا سال ۲۰۶۰ تهران، کرج و شهرهای مجاور آن، از نظر فضایی به هم متصل می‌شوند و ابرشهر غول پیکر[5] را تشکیل خواهند داد.

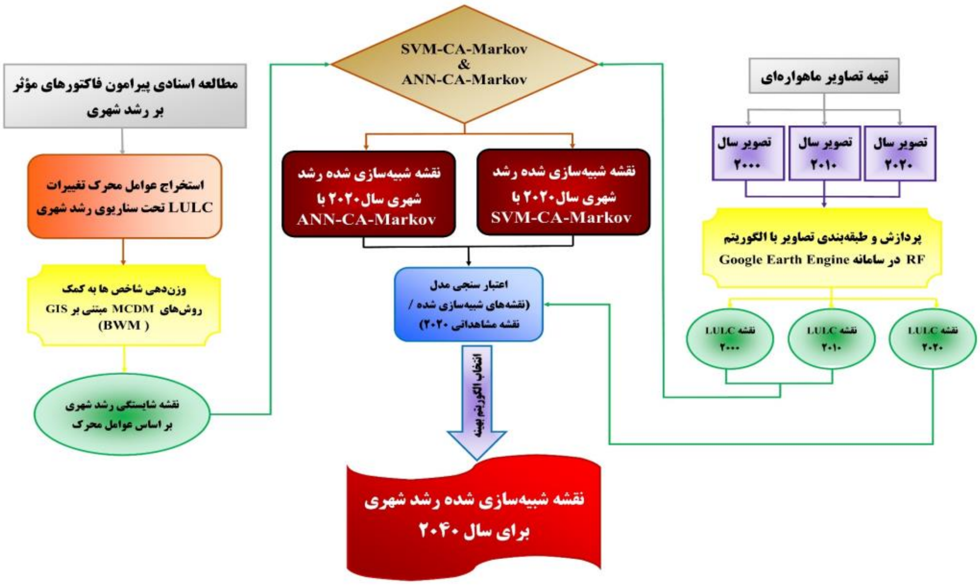
بررسی پیشینه تحقیق نشان می‌دهد که بیشتر مطالعات در زمینه موردبحث، با روش‌های مبتنی بر سنجش از دور و GIS و همچنین بهره‌مندی از مدل ترکیبی CA-Markov یا ترکیب یکی از الگوریتم‌های ML با مدل CA انجام شده است، اما این مطالعه سعی دارد که با نگاهی نوآورانه و با هدف بهبود مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها، این فرایند را با تلفیقی از این دو روش، یعنی با الگوریتمی ترکیبی مبتنی بر ML-CA-Markov انجام دهد. بهره‌مندی از روش BWM در زمینه موردبحث و تهیه نقشه چندزمانه LULC منطقه در سامانه متن باز Google Earth (GEE) Engine را که برای پردازش تصاویر ماهواره‌ای به سخت‌افزارهای پیشرفته و گران‌قیمت نیاز ندارد و تصاویر تصحیح‌شده را به صورت بازتاب زمینی (Surface Reflectance) در اختیار کاربران قرار می‌دهد، می‌توان از دیگر ابتکارات نوآورانه این تحقیق برشمرد. شایان ذکر است که پژوهش حاضر اولین تحقیقی است که به صورت جامع تغییرات آتی LULC کلان‌شهر قم را واکاوی کرده است.

1. Artificial Neural Network
2. Abha
3. Khan & Sudheer
4. Random Forest
5. Gigantic City

۳. روش‌شناسی تحقیق

در این پژوهش به‌منظور مدل‌سازی توسعه فضایی کلان‌شهر قم، ابتدا از طریق مطالعات اسنادی و کتابخانه‌ای، عوامل محرک توسعه فضایی شهر در منطقه موردمطالعه استخراج شدند. در ادامه نقشه‌های دیجیتالی هرکدام از این معیارها در محیط GIS تهیه شده و سپس با به‌کارگیری روش BWM که یکی از روش‌های نوین MCDM مبتنی GIS است (مینائی و همکاران، ۲۰۲۱)، هرکدام از معیارهای انتخابی وزن‌دهی شده و درنهایت نقشه شایستگی رشد شهری منطقه مورد مطالعه تولید شده است. یکی دیگر از ورودی‌های لازم برای انجام این پژوهش، نقشه‌های چندزمانه LULC هستند که در پژوهش حاضر این نقشه‌ها با الگوریتم RF و در سامانه Google Earth Engine تولید شده‌اند. در ادامه پس از تهیه ورودی‌های مدل، یک‌بار با الگوریتم ترکیبی ANN-CA-Markov و بار دیگر با ترکیب SVM-CA-Markov تغییرات LULC منطقه برای سال ۲۰۲۰ شبیه‌سازی خواهد شد. گفتنی است که الگوریتم‌های یادشده در محیط نرم افزار TerrSet پیاده‌سازی شده است. در انتها صحت‌سنجی شبیه‌سازی با استفاده از منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC[1]) انجام شده و الگوریتم بهینه برای شبیه‌سازی LULC کلان‌شهر قم در سال ۲۰۴۰ انتخاب خواهد شد. فرایند انجام این پژوهش در شکل ۱ آمده است.

1. Receiver Operating Characteristic



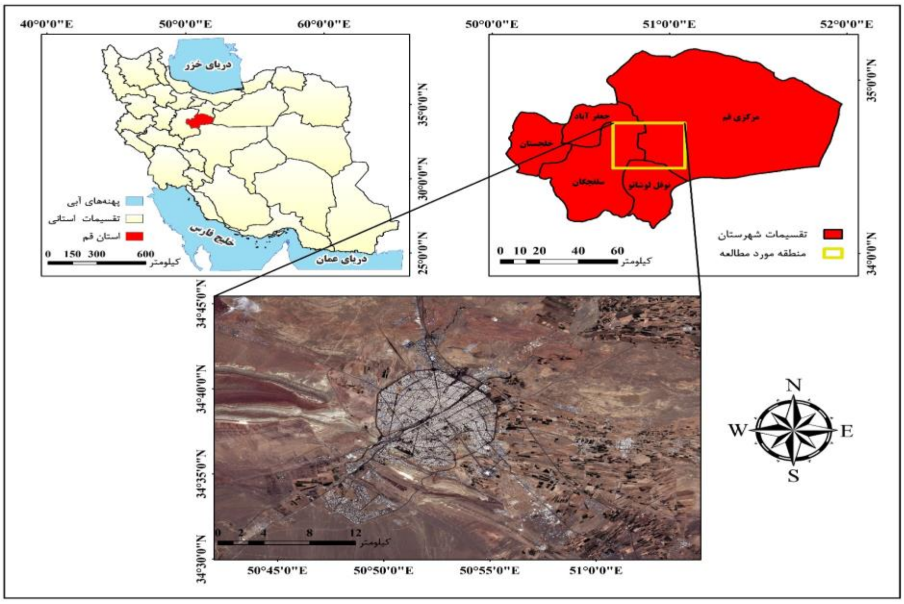
شکل ۱. فرایند روش‌شناسی پژوهش

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱۴۰۲

۳. ۱. منطقه موردمطالعه

محدوده مطالعاتی این پژوهش دربرگیرنده حریمی در پیرامون کلان‌شهر قم است که بـا مسـاحتی بالغ بر ۱۰٦۵ کیلومترمربع در مرکز کشور ایران واقع شده است (شـکل ۲). توپـوگرافی ایـن محـدوده شامل پهنه‌ای بسیار کم شیب با حداکثر ارتفاع ۱٦۰۰ متر است که در مخروطه افکنه قمـرود قـرار دارد (رنجبر سعادت‌آبادی و فتاحی، ۱۳۹۷، ص. ٦۳). آب و هوای منطقه نیز نیمه‌بیابانی با تابستان‌های گرم و خشک و زمستان‌های کم و بیش سرد است. از طرفی میانگین سالانه بارش و دمای ایـن منطقـه بـه ترتیب ۱۳۸/۹میلی‌متر و ۱۸/٤ درجه سلسیوس ثبت شده است (اداره کل هواشناسی استان قم، ۱٤۰۲). از نظر ذخایر معدنی نیز این منطقه، دربرگیرنده بزرگ‌ترین معدن منگنز خاورمیانـه (معـدن ونـارچ) و معادن متعدد سرب، روی، آهن و مس است (رفعتی و همکاران، ۱۳۹٤، ص ۱۵۵). گفتنـی اسـت کـه قسمت عمده اراضی شهری این منطقه را کلان‌شهر قم تشکیل می‌دهـد. ایـن کلان‌شـهر کـه هشـتمین کلان‌شهر رسمی ایران شناخته می‌شود، طی چند دهه اخیر تغییرات جمعیتی چشمگیری را تجربه کرده است و جمعیت آن از ۹۹٤۹۹ نفر در سال ۱۳۳۵ به ۱۲۰۱۱۵۸ نفر در سال ۱۳۹۵ افزایش یافتـه اسـت (مرکز آمار ایران، ۱۳۹۵). گسترش مهاجرت را می‌توان عامـل اصـلی رشـد جمعیـت در ایـن منطقـه

دانست (مجتبایی و نوابخش، ۱۳۹۸، ص ۲۱۱). گردشگری مذهبی و تسهیل راه‌های مواصلاتی به این کلان‌شهر را که نقش گذرگاهی در حاشیه کویر مرکزی ایران دارد، می‌توان از دیگر عوامل مؤثر در رشد بی‌رویه جمعیت در این منطقه برشمرد (رفعیان و زاهد، ۱۳۹۹، ص. ۲۳۵). پیامد اصلی چنین وضعیتی، رشد سریع کالبد شهر و گسترش شهرنشینی است؛ به‌طوری‌که هم‌اکنون نسبت شهرنشینی در این کلان‌شهر بیش از ۹۵ درصد است (مرکز آمار ایران، ۱۳۹۵).



شکل ۲. منطقه موردمطالعه

مأخذ: ترسیم براساس یافته‌های پژوهش، ۱۴۰۲

۳. ۲. عوامل محرک رشد شهری

در این پژوهش هشت معیار فاصله از جاده‌ها، فاصله از اراضی بایر، فاصله از اراضی زراعی، فاصله از مناطق انسان‌ساخت، فاصله از گسل، شیب، ارتفاع و فاصله از مناطق صنعتی از طریق مطالعه اسناد مربوطه (جدول ۱)، به‌عنوان عوامل محرک رشد شهری استخراج شدند.

جدول ۱. عوامل محرک رشد شهری

مأخذ: اسناد مربوطه

معیار	منبع	معیار	منبع
فاصله از جاده‌ها	(کیو[1] و همکاران، ۲۰۲۲)	فاصله از گسل	(کامرانزاد[2] و همکاران، ۲۰۲۰)
فاصله از اراضی بایر	(الشریفی[3] و همکاران، ۲۰۲۲)	شیب	(مارکوس[4] و همکاران، ۲۰۲۱)
فاصله از اراضی زراعی	(جانا[5] و همکاران، ۲۰۲۰)	ارتفاع	(دینگ[6] و همکاران، ۲۰۲۱)
فاصله از مناطق انسان‌ساخت	(حسین شبهو و اسلام[7]، ۲۰۲۰)	فاصله از مناطق صنعتی	(زنگ[8] و همکاران، ۲۰۲۲)

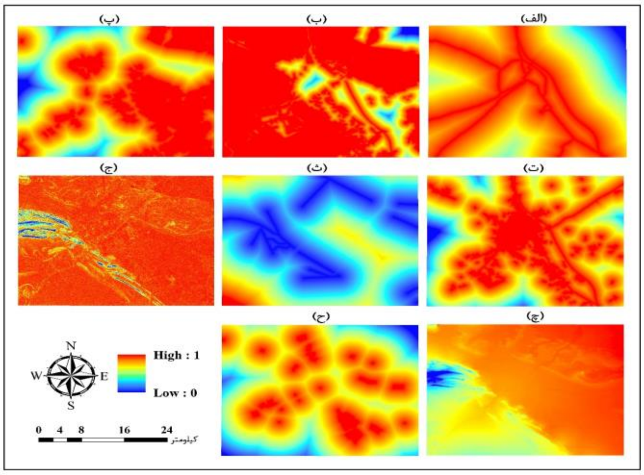
در ادامه با توجه به ماهیت متفاوت هرکدام از این معیارها و نظر به اینکه روش BWM صرفاً برای تحلیل معیارهای یکپارچه مناسب است، شاخص‌های انتخابی استانداردسازی شده‌اند. مطلوبیت هر شاخص به اندازه مقادیر حداکثر و حداقل آن است و مقدار پیکسل استانداردشده (x'_{ij}) بین صفر و ۱ تعریف می‌شود. در اینجا حداکثر مقادیر برای معیار فاصله از گسل مطلوب است که به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$x'_{ij} = (x_{ij} - x_j^{min}) / (x_j^{max} - x_j^{min}) \quad \text{رابطه (۱)}$$

برای سایر معیارها نیز حداقل مقادیر مطلوب است که به‌صورت زیر بیان می‌شود:

$$x'_{ij} = 1 - (x_{ij} - x_j^{min}) / (x_j^{max} - x_j^{min}) \quad \text{رابطه (۲)}$$

1. Qiu
2. Kamranzad
3. Alsharif
4. Marques
5. Jana
6. Ding
7. Hossain Shubho & Islam
8. Zhang



شکل ۳. لایه‌های استانداردشده استفاده‌شده در فرایند مدل‌سازی رشد شهری سال ۲۰۲۰

(الف: فاصله جاده‌ها، ب: فاصله از اراضی بایر، پ: فاصله از اراضی زراعی، ت: فاصله از اراضی انسان‌ساخت، ث: فاصله از گسل، ج: شیب، چ: ارتفاع، ح: فاصله از مناطق صنعتی)

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

۳. ۳. نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی

برای تهیه نقشه‌های LULC کلان‌شهر قم از تصاویر ماهواره Landsat در سال‌های ۲۰۰۰، ۲۰۱۰ و ۲۰۲۰، در ماه‌های بدون ابر و با بیشترین میزان سبزینگی استفاده شده است (جدول ۲). گفتنی است که در پژوهش حاضر، تصاویر دوره زمانی ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ برای کالیبراسیون مدل و تصاویر دوره زمانی ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰ برای فرایند شبیه‌سازی در سال ۲۰٤۰ استفاده شده است. در این راستا، ابتدا تصاویر مذکور در محیط سامانه GEE فراخوانی شده و سپس به کمک الگوریتم طبقه‌بندی نظارت‌شده جنگل تصادفی (بریمن[1]، ۲۰۰۱)، با وارد کردن ۳۰۰ نقطه تعلیمی[2] نقشه‌های LULC منطقه در ۵ کلاس زراعت و باغات، پارک جنگلی، پهنه‌های آبی، انسان‌ساخت و بایر برای سال‌های یاد شده تولید شده است (شکل ٤).

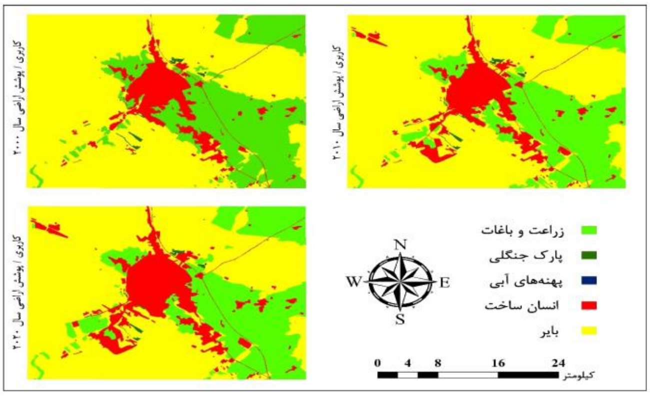
1. Breiman
2. Training Point

ارزیابی صحت این نقشه‌ها با تعداد ۵۰ نمونه تست[1] و دو سنجه‌ی صحت کلی[2] و ضریب کاپا[3] انجام شد. صحت کلی طبقه‌بندی برای تصاویر مربوط به سال‌های ۲۰۰۰،۲۰۱۰ و ۲۰۲۰ به‌ترتیب ۹۰/۳٦ درصد، ۹۵/٥٦ درصد و ۹٦/۱٤ درصد به دست آمده است. ضریب کاپا نیز برای سال‌های مذکور به ترتیب برابر با ۰/۸٦، ۰/۸۸ و ۰/۹۰ است. اطلاعات مربوط به هرکدام از این نقشه‌ها در جدول ۳ آمده است.

جدول ۲. ویژگی‌های تصاویر ماهواره‌ای Landsat

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

شماره تصویر	ماهواره	سنجنده	تاریخ اخذ تصویر	شماره گذر و ردیف	قدرت تفکیک مکانی (متر)
۱	Landsat 7	ETM	۲۰۰۰/۰٦/۰۱ الی ۲۰۰۰/۰۷/۰۱	۱٦٥ _۰۳٦	۳۰
۲	Landsat 7	ETM	۲۰۱۰/۰٦/۰۱ الی ۲۰۱۰/۰۷/۰۱	۱٦٥ _۰۳٦	۳۰
۳	Landsat 8	OLI	۲۰۲۰/۰٦/۰۱ الی ۲۰۲۰/۰۷/۰۱	۱٦٥ _۰۳٦	۳۰



شکل ٤. نقشه‌های کاربری / پوشش اراضی تولید شده در سامانه GEE

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

1. Testing Point
2. Overall Accuracy
3. Kappa

جدول۳. اطلاعات مربوط به نقشه‌های کاربری/پوشش اراضی

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱۴۰۲

کاربری / پوشش اراضی	کاربری / پوشش اراضی ۱۳۷۹		کاربری / پوشش اراضی ۱۳۸۹		کاربری / پوشش اراضی ۱۳۹۹	
LULC	مساحت (km^2)	درصد	مساحت (km^2)	درصد	مساحت (km^2)	درصد
زراعت و باغات	۲۸۰/۱۳	۲۶/۲۵	۲۶۹/۸۶	۲۵/۲۸	۲۶۷/۱۹	۲۵/۰۳
پارک جنگلی	۳/۴۳	۰/۳۲	۳/۲۰	۰/۲۹	۳/۱۳	۰/۲۹
پهنه‌های آبی	۰/۰۹	۰/۰۰۸	۰/۰۸	۰/۰۰۷	۰/۰۷	۰/۰۰۶
انسان‌ساخت	۹۳/۷۳	۸/۷۸	۱۱۶/۸۹	۱۰/۹۵	۱۳۹/۶۲	۱۳/۰۸
بایر	۶۸۹/۷۳	۶۴/۶۳	۶۷۷/۰۷	۶۳/۴٤	۶۵۷/۰۹	۶۱/۵۷

۳. ٤. روش BWM

یکی از روش‌های MCDM مبتنی بر GIS که به‌تازگی مدنظر محققان قرار گرفته است، روش BWM[1] (رضایی، ۲۰۱۵) است. این روش در مقایسه با روش‌های مرسوم MCDM مانند AHP بسیار ساده‌تر است و مقایسات زوجی کمتری دارد که این امر سبب می‌شود وزن‌دهی قابل اعتمادتر شود (مینائی و همکاران، ۲۰۲۱). در این روش از دو بردار مقایسه زوجی برای تعیین وزن معیارها استفاده می‌شود. ابتدا بهترین (مطلوب‌ترین، مهم‌ترین) و بدترین (نامطلوب‌ترین، کم‌اهمیت‌ترین) معیار توسط تصمیم‌گیرنده شناسایی شد و پس از آن، مقایسه‌های زوجی بین هر یک از این دو معیار (بهترین و بدترین) و سایر معیارها انجام می‌شود. در ادامه از یک مدل MinMax غیرخطی برای شناسایی وزن‌ها استفاده شده است (مینائی و همکاران، ۲۰۲۱). مراحل روش BWM که در اینجا برای وزن‌دهی عوامل محرک رشد شهری استفاده شده است، به شرح زیر است:

مرحله ۱. شناسایی و استخراج معیارهای تصمیم‌گیری $\{c_1, c_2, \ldots, c_n\}$؛

مرحله ۲. انتخاب بهترین و بدترین معیار از میان معیارهای موجود. در این مرحله، تصمیم‌گیرنده بهترین و بدترین معیار را به‌صورت کلی مشخص می‌کند؛

1. Best-Worst Multi-Criteria Decision-Making Method (BWM)

مرحله ۳. مقایسه زوجی معیارها. بدین‌منظور، تصمیم‌گیرنده میزان ارجحیت بهترین معیار را نسبت به سایر معیارها با اعداد ۱ تا ۹ مشخص می‌کند که در آن عدد ۹ نشان‌دهنده بیشترین ارجحیت و عدد ۱ نشان‌دهنده کمترین ارجحیت است. نتیجه این مقایسه، برداری به نام Best-to-others vector را تشکیل می‌دهد که به‌صورت $A_B = (a_{B1}, a_{B2}, \ldots, a_{Bn})$ نمایش داده می‌شود. در این بردار، a_{Bj} نشان‌دهنده ارجحیت بهترین معیار (B) نسبت به معیار (j) است که $a_{BB}=1$؛

مرحله ٤. در این مرحله، تصمیم‌گیرنده همان فرایند مرحله سوم را برای بدترین معیار انجام می‌دهد. نتیجه مقایسه زوجی معیارها در این مرحله، برداری به نام Other-to-worst vector را تشکیل می‌دهد که به صورت $A_W = (a_{1W}, a_{2W}, \ldots, a_{nW})^T$ نمایش داده می‌شود. در این بردار، a_{jw} نشان‌دهنده ارجحیت معیار (j) نسبت به بدترین معیار (W) است که $a_{WW}=1$؛

مرحله ٥. وزن‌دهی بهینه معیارها $(W_1^*, W_2^*, \ldots, W_n^*)$. در این مرحله به‌منظور تعیین وزن بهینه هرکدام از معیارها، زوج‌های $\frac{w_B}{w_j} = a_{Bj}$ و $\frac{w_j}{w_w} = a_{jw}$ تشکیل می‌شود. سپس برای برآورده کردن این شرایط در همه معیارها، باید راه‌حلی پیدا شود تا عبارت $\left|\frac{w_B}{w_j} - a_{Bj}\right|$ و $\left|\frac{w_j}{w_w} - a_{jw}\right|$ را برای همه معیارهایی که حداقل شده است، حداکثر کند. با توجه به مثبت بودن اوزان معیارها می‌توان مدل را به‌صورت رابطه (۳) فرموله کرد:

رابطه (۳)

$$\min \max_j \left\{\left|\frac{w_B}{w_j} - a_{Bj}\right|, \left|\frac{w_j}{w_w} - a_{jw}\right|\right\}$$

: s.t.

$$\sum_j w_j = 1$$

$$w_j \geq 0 \text{ for all } j$$

همچنین می‌توان مدل بالا را به‌صورت رابطه (٤) نیز بیان کرد.

رابطه (٤)

$$\min \xi$$

: s.t.

$$\left|\frac{w_j}{w_j} - a_{Bj}\right| \leq \xi, \text{ for all } j$$

$$\left|\frac{w_j}{w_w} - a_{Bj}\right| \leq \xi, \text{ for all } j$$

$$\sum_j w_j = 1$$

$$w_j \geq 0 \text{ for all } j$$

پس از به دست آوردن مقادیر بهینه، باید نرخ سازگاری در روش BWM محاسبه شود. نسبت سازگاری BWM با استفاده از ξ^* و رابطه (٥) به دست می‌آید (مینائی و همکاران، ۲۰۲۱). مقدار ξ^* بیشتر نشان‌دهنده نرخ سازگاری بیشتر است. شاخص سازگاری در جدول (٤) آمده است.

$$\text{Consistency Ratio} = \frac{\xi^*}{\text{Consistency index}}$$ رابطه (٥)

جدول٤. شاخص سازگاری در روش BWM

مأخذ: رضایی، ۲۰۱٥

a_{Bw}	۱	۲	۳	٤	٥	٦	۷	۸	۹
شاخص سازگاری	۰/۰۰	۰/٤٤	۰۰/۱	۱/٦۳	۲/۳۰	۳/۰۰	۳/۷۳	٤/٤۷	٥/۲۳

۳. ٥. شبکه عصبی مصنوعی

یکی از الگوریتم‌های ML مرسوم در مدل‌سازی توسعه فضایی شهرها، الگوریتم شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است (چتری و سوراور[1]، ۲۰۲۱). روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه (MLP)[2] که روملهارت[3] و همکاران (۱۹۸٦) ارائه کردند، یکی از پرکاربردترین شبکه‌های عصبی مصنوعی شناخته می‌شود. این الگوریتم شامل یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه پنهان[4] است (دانشفر و همکاران، ۲۰۲۰). نورون‌ها عنصر اصلی تشکیل‌دهنده لایه‌ها در این شبکه پیش‌رونده هستند (یاریان[5] و همکاران، ۲۰۲۲). اوزان در شبکه عصبی مصنوعی با به‌کارگیری توابع فعال‌سازی به نورون‌های خروجی منتقل می‌شوند (گریما[6] و همکاران، ۲۰۲۲). خروجی‌های حاصل از هرکدام از این توابع در بازه‌های خاصی قرار می‌گیرند. در پژوهش پیش‌رو در معماری الگوریم ANN از یک تابع فعال‌سازی Sigmoid (هرینگتون، ۱۹۹۳) که برد آن بین بازه صفر تا یک است و تعداد چهار لایه پنهان به‌منظور تولید نقشه پتانسیل تبدیل کاربری/پوشش اراضی (LULC) استفاده شده است.

1. Chettry & Surawar
2. Multilayer Perceptron Neural Network
3. Rumelhart
4. Hidden Layer
5. Yariyan
6. Girma

۳. ٦. ماشین بردار پشتیبان

در این پژوهش برای دستیابی به الگوریتم بهینه بـرای مدل‌سـازی توسـعه فضـایی کلان‌شـهر قـم علاوه‌بر الگوریتم ANN، از الگوریتم SVM که کورتس و واپنیک[1] (۱۹۹۵) معرفـی کردنـد نیـز در قسمت تولید نقشه پتانسیل تبدیل کاربری/پوشش اراضی (LULC) استفاده شده است. این الگـوریتم مبتنی بر هوش مصنوعی ازجمله روش‌های طبقه‌بندی نظارت‌شده است که به کمک مرز تصـمیم‌گیری (ابر صفحه) [2] کلاس‌ها را از یکدیگر تفکیک می‌کند (کیم و همکاران، ۲۰۲۲). در این الگوریتم، توازن میان حاشیه[3] و خطای طبقه‌بندی توسط عدد ثابت C کنترل می‌شود (باجراچاریا و سلطانا[4]، ۲۰۲۲).اگر طبقه‌بندی داده‌ها با استفاده از یک تابع خطی امکان‌پذیر نباشد، ماشین بردار پشتیبان می‌تواند با استفاده از توابع کرنل، به‌عنوان طبقه‌بندی‌کننده غیرخطی استفاده شود. از طرفی انواع مختلفـی از توابـع کرنـل وجود دارد، اما تابع پایه شعاعی (RBF)[5] به‌عنوان بهترین انتخاب از بین دیگـر توابـع کرنـل گـزارش شده است (فنگ[6] و همکاران، ۲۰۱٦). به‌طور کلی در SVM پس از طبقه‌بندی می‌توان به کمک یـک تابع RBF پتانسیل تبدیل تغییرات LULC و توسعه مناطق شهری را تخمین زد (هلدر[7] و همکاران، ۲۰۲۳) که در اینجا نیز از همین تابع برای تولید نقشه‌پتانسیل تبدیل تغییـرات LULC اسـتفاده شـده است.

۳. ۷. مدل CA-Markov

در این پژوهش برای مدل‌سازی تغییرات آتی LULC کلان‌شهر قم و حریم پیرامـون آن از مـدل تلفیقی CA-Markov استفاده شده است. مدل Markov زنجیره‌ای دنباله‌دار از فرایندهای تصادفی است که حالت‌های تبدیل و نرخ تبدیل بین انواع کاربری‌ها را به‌صورت کمّی ارائه می‌دهـد. خروجـی مدل Markov ماتریسی m×m از احتمال تغییرات در بازه زمـانی مـدنظر اسـت کـه می‌تـوان آن را به‌صورت رابطه (٦) نشان داد (باجراچاریا و سلطانا، ۲۰۲۲):

1. Cortes & Vapnik
2. Hyperplane
3. Margin
4. Bajracharya & Sultana
5. Radial Basis Function
6. Feng
7. Halder

رابطه (٦)

$$L_{(t+1)} = P_{ij} * L_t \quad و \quad P_{ij} = \begin{matrix} P_{11} & P_{12} & P_{1n} \\ P_{21} & P_{22} & P_{2n} \\ P_{n1} & P_{n2} & P_{nn} \end{matrix}$$

در رابطه بالا $L_{((t))}$ و $L_{((t+1))}$ به ترتیب حالت‌های کاربری زمین در زمان t+1 و t است.

ازآنجاکه در خروجی مدل Markov هیچ مؤلفه مکانی وجود ندارد (ایسین کارالار[1] و همکاران، ۲۰۲۲)، ضروری است که برای تکمیل فرایند مدل‌سازی از یک مدل مکمل مانند مدل CA استفاده شود. مدل CA مکانیزمی پردازشی است که وضعیت یک پیکسل را بر مبنای وضعیت اولیه‌اش، شرایط در پیکسل‌های پیرامونش و قوانین انتقال محاسبه می‌کند (داناراج و جین[2]، ۲۰۲۲). در این بین، قوانین انتقال تعیین‌کننده‌ی رفتار سلول‌ها در زمان‌های مختلف هستند و به‌عنوان موتور اصلی تغییرات در مدل CA، احتمال انتقال فضایی انواع کاربری زمین را تعیین می‌کنند (زنگ[3] و همکاران، ۲۰۲۳). شایان ذکر است که در این پژوهش، محدودیت‌های مکانی (مناطق ساخته شده قبلی، پهنه‌های آبی و پارک‌های جنگلی) و خروجی تحلیل MCDM (نقشه شایستگی رشد شهری بر اساس عوامل محرک) قوانین انتقال در مدل CA را تشکیل می‌دهند.

۳. ۸. منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC)

ارزیابی صحت نقشه‌های شبیه‌سازی شده برای سال ۲۰۲۰ با بهره‌مندی از منحنی ROC انجام شده است. محور عمودی این منحنی نشانگر نرخ مثبت صحیح (TRP)[4]، و محور منفی این منحنی نمایانگر نرخ مثبت کاذب (FRP)[5]، است که به‌ترتیب از رابطه (۷) و (۸) به دست می‌آید (فاست[6]، ۲۰۰٦):

رابطه (۷)
$$TPR = \frac{TP}{TP+FN}$$

رابطه (۸)
$$FPR = \frac{FP}{FP+TN}$$

1. Isinkaralar
2. Dhanaraj & Jain
3. Zhang
4. True Positive Rate
5. False Positive Rate
6. Fawcett

در این پژوهش، TP نشان‌دهنده تعداد سلول‌های کاربری/پوششی اراضی است که در واقعیت زمینی توسعه یافته‌اند و مدل نیز به درستی این گسترش را پیش‌بینی کرده است. در طرف مقابل، FN تعداد سلول‌هایی است که در حقیقت توسعه‌یافته‌اند، اما مدل قادر به تشخیص آن‌ها نبوده است. FP نیز نمایانگر تعداد سلول‌هایی است که در واقعیت توسعه نیافتند، اما مدل به اشتباه توسعه فضایی آن‌ها را پیش‌بینی کرده است. درنهایت TN نشانگر تعداد سلول‌هایی است که در حقیقت زمینی توسعه نداشته‌اند و مدل نیز به‌درستی فقدان توسعه آن‌ها را پیش‌بینی کرده است. گفتنی است که مساحت سطح زیر این منحنی که AUC[1] نام دارد، بیانگر صحت مدل است و هر چه این مقدار به عدد یک نزدیک‌تر باشد، صحت پیش‌بینی‌ها نیز بیشتر خواهد بود (الرفات و لیو[2]، ۲۰۲۲).

٤. یافته‌های تحقیق

٤. ١. اهمیت عوامل محرک و شایستگی رشد شهری

پس از شناسایی و تعیین عوامل محرک توسعه فضایی کلان‌شهر قم، ضرایب وزنی این عوامل براساس نظرهای تیمی هفت‌نفره از دانشگاهیان خبره در حوزه‌های برنامه‌ریزی شهری و علوم جغرافیایی تعیین شده است. فرایند وزن‌دهی معیارها توسط خبرگان با روش BWM، انجام شده است که نتایج آن در جدول ۵ آمده است. گفتنی است که این نتایج هم در فرایند اعتبارسنجی مدل و هم در فرایند شبیه‌سازی تغییرات LULC سال ۲۰٤۰ استفاده شده است. براساس نتایج وزن‌دهی، معیار فاصله از مناطق انسان‌ساخت، بیشترین و معیار ارتفاع، کمترین ضریب را به خود اختصاص داده است. در پژوهش‌های متعددی ازجمله حسین شبهو و اسلام (۲۰۲۰) و کمراج و رنگارجان[3] (۲۰۲۲)، نیز همین معیار (فاصله از مناطق انسان‌ساخت) بیشترین ضریب اهمیت را در مسئله توسعه فضایی شهر به خود اختصاص داده است که این امر نشان‌دهنده اهمیت دوچندان این شاخص است.

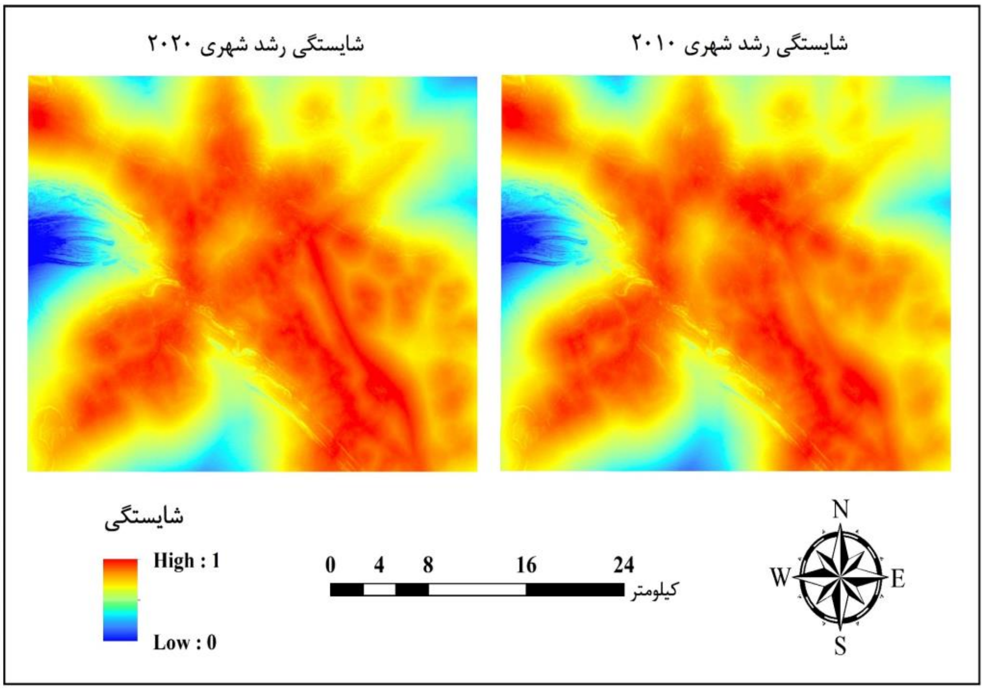
1. Area Under the Curve
2. Al Rifat & Liu
3. Kamaraj & Rangarajan

جدول ۵. نتایج وزن‌دهی عوامل محرک رشد شهری کلان‌شهر قم با روش BWM

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

معیارها	فاصله از جاده‌ها	فاصله از اراضی بایر	فاصله از اراضی زراعی	فاصله از مناطق انسان‌ساخت	فاصله از گسل	شیب	ارتفاع	فاصله از مناطق صنعتی
بهترین معیار: فاصله از مناطق انسان‌ساخت	۲	٤	۳	۱	٦	۳	۸	۵
بدترین معیار: ارتفاع	۷	٤	٦	۸	۲	۵	۱	۳
اوزان (wj)	۰/۱۹	۰/۱۱	۰/۱٦	۰/۲۲	۰/۰۵	۰/۱۳	۰/۰۲	۰/۰۸
نرخ سازگاری	۰/۲۷							

در ادامه به کمک لایه‌های GIS استانداردشده معیارها برای سال‌های ۲۰۱۰ و ۲۰۲۰ و همچنین اوزان به‌دست‌آمده از نظرهای خبرگان در جدول ۵، نقشه شایستگی رشد شهری منطقه برای سال‌های مذکور تهیه شده است (شکل ۵). نتایج نشان می‌دهد که سطح وسیعی از منطقه از پتانسیل زیادی برای توسعه فضایی مناطق شهری در آینده برخوردار است؛ بااین‌حال، مناطقی در غرب، شمال شرق و جنوب منطقه نیز وجود دارند که پتانسیل توسعه فضایی شهر در آنجا اندک است. توزیع فضایی عوامل محرک رشد شهری، گواهی بر جهت‌گیری یا فقدان جهت‌گیری احتمالی فضای شهر در این مناطق است. مقایسه این نتایج با تحقیقی که پیش‌تر سلیمانی و همکاران (۱۳۹۹) در راستای تحلیل فضایی توسعه کلان‌شهر قم انجام دادند نیز نشان می‌دهد که احتمالاً جهات توسعه این کلان‌شهر به همین سمت‌وسو خواهد بود. از طرفی پتانسیل توأمان رشد شهری در این منطقه نیز نسبت بسیار شهرنشینی در این کلان‌شهر (۹۵ درصد) را توجیه می‌کند.



شکل۵. نقشه‌های شایستگی رشد شهری برگرفته از تحلیل MCDM

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

٤. ۲. شبیه‌سازی رشد شهری

در راستای شبیه‌سازی تغییرات LULC منطقه موردمطالعه برای سال ۲۰۲۰، ابتدا نقشه‌های پتانسیل تبدیل کاربری‌ها به‌صورت جداگانه به کمک الگوریتم‌های ANN و SVM تهیه شد. بدین‌منظور و برای آموزش هرکدام از این مدل‌ها از نقشه شایستگی رشد شهری حاصل از تحلیل MCDM در سال ۲۰۱۰ استفاده شده است (شکل ۵). پارامترهای مربوط به اجرای مدل‌های ANN و SVM در جدول ٦ نشان داده شده است.

جدول ٦. پارامترهای حاصل از اجرای مدل ANN و SVM برای شبیه‌سازی تغییرات LULC سال ۲۰۲۰

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ١٤٠٢

ANN	خطای آموزش	۰/۳۱۳۷
	خطای تست	۰/۳۱٦۲
	صحت	۸۷/۹۹
	اندازه مهارت	۰/۷۰۹۱
SVM	صحت	۰/۹۲۸۷
	اندازه مهارت	۰/۸۸۱۰

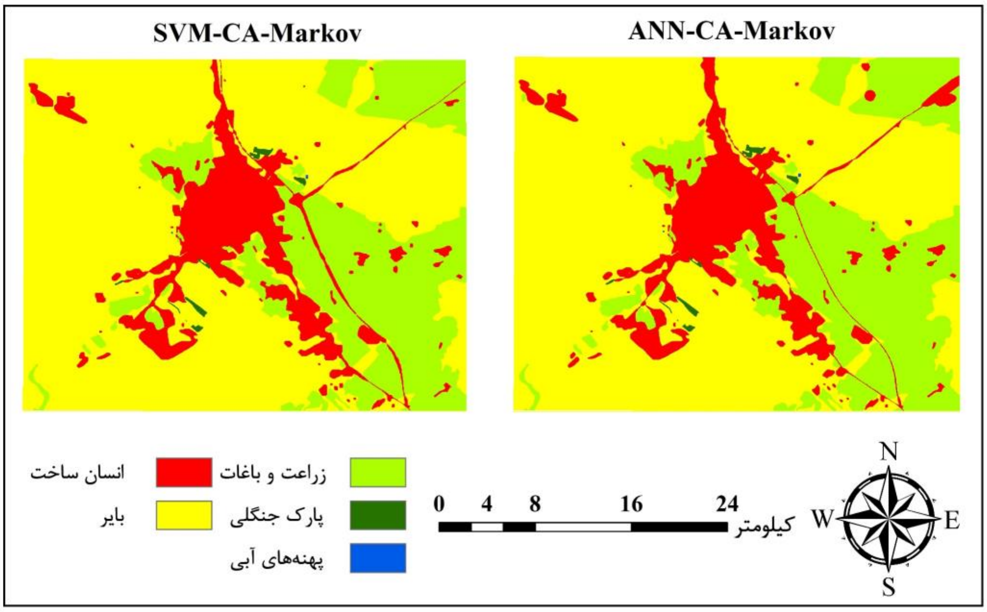
در مرحله بعدی تغییرات کمی کاربری‌ها در حد فاصل زمانی بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰ با استفاده از زنجیره Markov محاسبه شده است (جدول ۷). براساس این ماتریس، ۹۹ درصد از اراضی شهری (انسان‌ساخت) و ۹۰ درصد اراضی غیرشهری (زراعت و باغات، پارک جنگلی، پهنه‌های آبی و بایر) بدون تغییر باقی مانده‌اند. در ادامه نیز تخصیص مکانی[1] کاربری‌ها با مدل CA انجام شده و درنهایت با بهره‌گیری از هرکدام از این الگوریتم‌های ترکیبی (ANN-CA-Markov و SVM-CA-Markov) دو نقشه برای LULC منطقه در سال ۲۰۲۰ شبیه‌سازی شده است (شکل ٦).

جدول ۷. ماتریس تغییرات کمی کاربری‌های شهری حاصل از زنجیره Markov در حد فاصل زمانی بین سال‌های ۲۰۰۰ تا ۲۰۱۰

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ١٤٠٢

کاربری/پوشش اراضی	مناطق شهری	مناطق غیرشهری
مناطق شهری	۰/۹۹	۰/۰۱
مناطق غیرشهری	۰/۱۰	۰/۹۰

1. Land Allocation



شکل ٦. نقشه‌های LULC شبیه‌سازی شده برای سال ۲۰۲۰

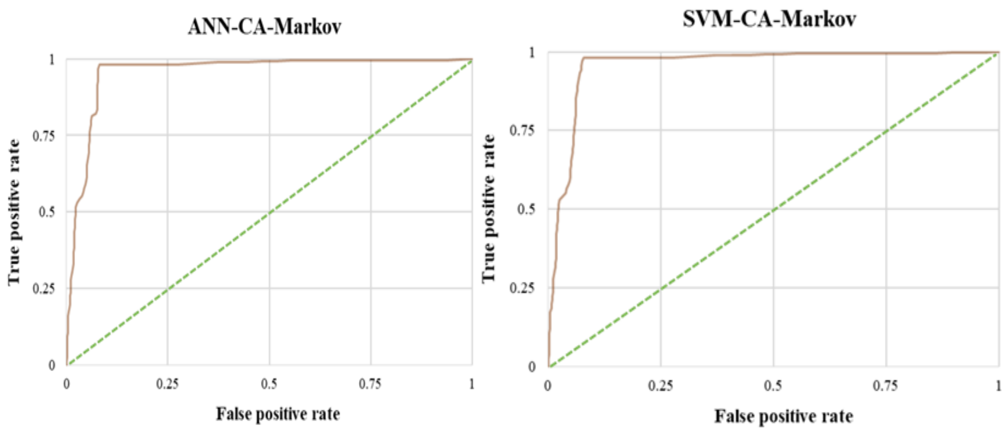
مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

٤. ۳. صحت‌سنجی شبیه‌سازی

اعتبارسنجی نتایج حاصل از شبیه‌سازی تغییرات LULC (شکل ٦)، با نقشه واقعیت زمینی LULC منطقه در سال ۲۰۲۰ (شکل ٤) با استفاده از منحنی ROC انجام شده است. نتایج این منحنی نشان می‌دهد که مقدار AUC برای هریک از الگوریتم‌های ترکیبی ANN-CA-Markov و SVM-CA-Markov به‌ترتیب ۰/۹۵ و ۰/۹٦ است. برمبنای این ارقام هر دو الگوریتم، توسعه فضایی منطقه موردمطالعه را با صحت بسیار زیادی شبیه‌سازی کرده‌اند؛ با وجود این، ازآنجاکه الگوریتم ترکیبی SVM-CA-Markov صحت بیشتری را به خود اختصاص داده است، این الگوریتم به‌عنوان الگوریتم بهینه برای مدل‌سازی توسعه فضایی کلان‌شهر قم در چشم‌انداز ۲۰٤۰ برگزیده شده است. شایان ذکر است که پیش‌تر نیز رینو و گوتزکه[1] (۲۰۱۵) در تحقیق خود، کارایی ترکیب الگوریتم SVM و مدل CA را ارزیابی کردند و به نتایج مطلوبی (AUC=0.94) رسیدند. در نمونه‌ای دیگر نیز فنگ و همکاران (۲۰۱٦)، کارایی این الگوریتم ترکیبی را اثبات کردند؛

1. Rienow & Goetzke

بااین‌حال پژوهش حاضر نشان می‌دهد که تلفیق این مدل با زنجیره Markov می‌تواند صحت انجام فرایند مدل‌سازی را بیش‌ازپیش افزایش دهد.



شکل ۷. نمودار منحنی مشخصه عملکرد نسبی (ROC)

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

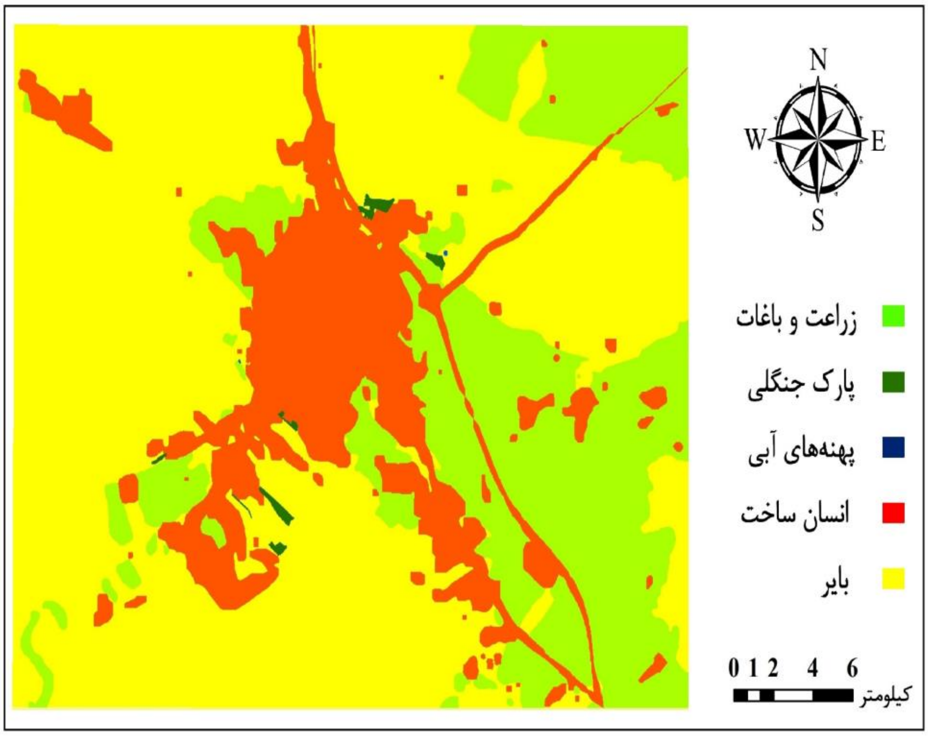
٤. ٤. مدل‌سازی کاربری / پوشش اراضی سال ۲۰٤۰

پس از تعیین الگوریتم SVM-CA-Markov به‌عنوان الگوریتم بهینه، از این الگوریتم برای شبیه‌سازی تغییرات LULC در افق ۲۰٤۰ استفاده شده است. صحت و اندازه مهارت حاصل از اجرای الگوریتم SVM به‌ترتیب مقادیر ۰/۹۱٦۹ و ۰/۸۷٥٦ به دست آمد. در ادامه، ماتریس تغییرات کمّی حاصل از تشکیل زنجیره Markov در جدول ۸ و نتایج تخصیص مکانی کاربری‌ها با مدل CA و نقشه شبیه‌سازی تغییرات LULC کلان‌شهر قم برای افق ۲۰٤۰ در شکل ۸ نشان داده شده است.

جدول ۸. ماتریس تغییرات کمّی کاربری‌های شهری حاصل از زنجیره Markov در حد فاصل زمانی بین سال‌های ۲۰۱۰ تا ۲۰۲۰

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱۴۰۲

کاربری/پوشش اراضی	مناطق شهری	مناطق غیرشهری
مناطق شهری	۰/۹۹	۰/۰۱
مناطق غیرشهری	۰/۱۲	۰/۸۷



شکل ۸. نقشه LULC شبیه‌سازی شده برای سال ۲۰۴۰ با الگوریتم SVM-CA-MARKOV

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱۴۰۲

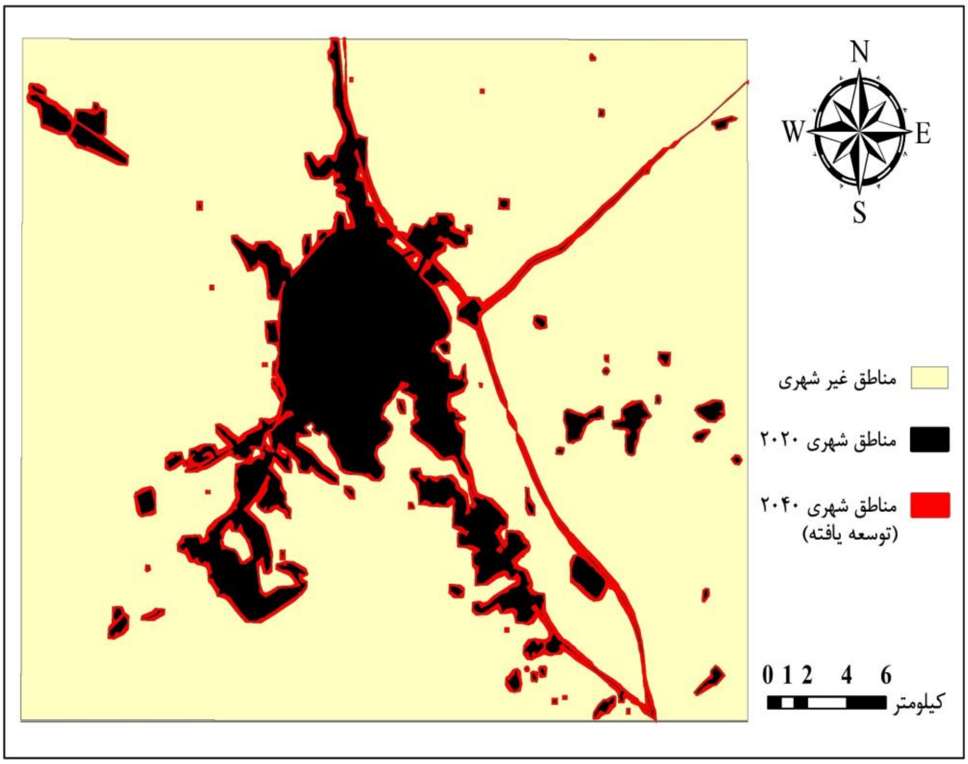
ارزیابی روند تغییرات LULC سال ۲۰۲۰ با نتایج پیش‌بینی‌شده برای سال ۲۰۴۰ (جدول ۹)، نشان می‌دهد که در اثنای این مدت توسعه فضایی کلان‌شهر قم ادامه خواهد داشت و وسعت اراضی شهری در این منطقه از ۱۳۹/۶۲ کیلومترمربع در سال ۲۰۲۰ به ۱۸۳/۵۶ کیلومترمربع در سال ۲۰۴۰

افزایش خواهد یافت. به همین نسبت حدود ٤ درصد از وسعت مناطق غیرشهری منطقه نیز کاهش خواهد یافت. در بررسی روند توسعه فضایی کلان‌شهرهای ایران که منصوریان و همکاران (۱٤۰۰) انجام دادند، کلان‌شهر قم در دو دهه اخیر با ۳/۲ درصد بعد از کلان‌شهرهای شیراز و تبریز، بیشترین نرخ رشد فیزیکی را به خود اختصاص داده است. همچنین تجزیه‌وتحلیل فضایی روند توسعه کلان‌شهر قم نشان داد که توسعه فضایی این شهر غالباً به سمت جنوب و جنوب غرب منطقه بوده که این بخش عمدتاً شامل اراضی زراعی-باغی و نواحی روستایی است. روستاهای براسون، قلعه چم و زرقان ازجمله مناطق روستایی هستند که در این بخش واقع شده‌اند. توسعه فضایی توأمان منطقه به سمت اراضی زراعی و نواحی روستایی می‌تواند آسیب‌های زیست‌محیطی و اقتصادی زیادی را به این منطقه وارد کند؛ چراکه این امر از یک سو باعث کاهش سطح زیرکشت محصولات زراعی شده و از سوی دیگر پیوستن مناطق روستایی به پیکره شهر، می‌تواند منجر به کاهش سرانه فضای سبز و امکانات رفاهی در این کلان‌شهر شود. در این راستا، اتخاذ استراتژی‌های هدفمند و پایش جهات توسعه شهر از سوی سازمان‌ها و متولیان مربوط بسیار ضروری به نظر می‌رسد.

جدول ۹. مقایسه تغییرات LULC نقشه واقعیت زمین ۲۰۲۰ با نقشه شبیه‌سازی شده سال ۲۰٤۰

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ۱٤۰۲

کاربری/پوشش اراضی	کاربری/پوشش اراضی ۱۳۹۹	کاربری/پوشش اراضی ۱٤۱۹	میزان اختلاف (KM^2)	درصد تغییرات
مناطق شهری	۱۳۹/٦۲	۱۸۳/٥٦	+٤۳/۹٤	+۳۱/٤۷
مناطق غیرشهری	۹۲۷/٤۸	۸۸۳/٥٥	-٤۳/۹٥	-٤/۷٤



شکل ۹. رشد شهری کلان‌شهر قم از سال ۲۰۲۰ تا سال ۲۰٤۰

مأخذ: یافته‌های پژوهش، ١٤٠٢

۵. نتیجه‌گیری و پیشنهادها

یکی از اصلی‌ترین ضروریات در تصمیم‌گیری‌های مربوط به امور شهری، داشتن اطلاعات به‌هنگام از تغییرات کاربری/پوشش اراضی است. مسلم است، در اختیار داشتن چشم‌انداز توسعه فضایی شهرها متولیان مربوط را قادر می‌سازد که زیرساخت‌های لازم را فراهم آورند. در این راستا و با هدف ارائه چشم‌اندازی جامع از توسعه فضایی کلان‌شهر قم در افق ۲۰٤۰، پژوهش حاضر به مدل‌سازی توسعه فضایی این کلان‌شهر و حریم پیرامون آن پرداخته است. در این راستا و به‌منظور دستیابی به الگوریتم بهینه برای بهبود عملکرد مدل‌سازی، دو الگوریتم یادگیری ماشین پرکاربرد در زمینه موردبحث یعنی ANN و SVM با مدل ترکیبی CA-Markov تلفیق شده و تغییرات LULC کلان‌شهر قم برای سال ۲۰۲۰ شبیه‌سازی شده است. نتایج نشان داد که الگوریتم ترکیبی SVM-CA-Markov با مقدار AUC معادل ۰/۹٦ از صحت و تعمیم‌پذیری بیشتری در مقایسه با الگوریتم

ANN-CA-Markov برخوردار است. همین امر سبب شده است کـه مدل‌سـازی توسـعه فضـایی منطقه در افق ۲۰٤۰ با استفاده از این الگـوریتم انجـام شـود. گفتنـی اسـت کـه نقشـه‌های چندزمانـه LULC و نقشه شایستگی رشد شهری برگرفتـه از تحلیـل MCDM ورودی‌هـای مـدل را تشـکیل می‌دهند. نتایج حاصل از اجرای مدل برگزیده نشان داد که وسعت اراضی شهری کلان‌شهر قم تا سـال ۲۰٤۰ بیش از ۳۱ درصد افزایش خواهد داشت و به بیش از ۱۳۸ کیلومتر مربع خواهد رسید.

نتایج این پژوهش می‌تواند پنجره‌ای رو به آینده برای مدیران و متولیان امور شهری کلان‌شـهر قـم بگشاید و ایشان را در راستای فـراهم آوردن زیرسـاخت‌های لازم، تـدوین سیاسـت‌های منطقـه‌ای در زمینه توزیع متوازن جمعیت و خدمات، برنامه‌ریزی و هدایت سرمایه‌گذاری و نیـل بـه سـمت تحقـق اهداف توسعه پایدار، یاری رساند. در انتها پیشنهاد می‌شود که در مطالعات آتـی، ضـمن بهره‌منـدی از معیارهای تصمیم‌گیری جامع‌تر، نتایج الگوریتم مورداستفاده در این پژوهش نیز با سـایر الگوریتم‌هـای مدل‌سازی رشد شهری مقایسه شود تا دقت نتایج بیش‌ازپیش افزایش یابد.

کتابنامه

۱. اکبری، د.، مرادی زاده، م.، و اکبری، م. (۱۳۹۸). تغییرات کاربری اراضی و شبیه سازی رشد و توسعه شهری رشت با استفاده از مدل شبکه عصبی و سلول های خودکار زنجیره مارکوف. *پژوهش و برنامه‌ریزی شهری، ۱۰*(۳۹)، ۱۵۷–۱٦٦.

۲. امینی پارسا، و.، صالحی، ا.، عادلی قرجه‌داغی، ش.، و عزیزی، ع. (۱۳۹٤). شبیه‌سازی تغییرات پویای کاربری زمین با استفاده از مدل تلفیقی CA-Markov (مطالعه موردی: شهرستان ملکان). *علوم محیطی، ۱۳*(۳)، ۱۳۳–۱٤۲.

۳. رفیعیان، م.، و زاهد، ن. (۱۳۹۹). سنجش جدایی گزینی فضایی شهر قم و ارتباط آن با ساختار فضایی شهر. *آمایش جغرافیایی فضا، ۱۰*(۳۵)، ۲۱۷–۲۳۸.

٤. سلیمانی، م.، کمانرودی، م.، احمدی، م.، و زنگانه، ا. (۱۳۹۹). تحلیل ساختار فضایی کلان شهر قم با تأکید بر شکل‌گیری هسته‌های فرعی. *مطالعات شهر ایرانی-اسلامی*، ۳٦(۹)، ۵–۲۲.

۵. مجتبایی، ک.، و نوابخش، م. (۱۳۹۸). وضعیت سنجی شاخص های تغییر ساختار و نظم اجتماعی ناشی از مهاجرت در شهر قم. *پژوهش‌نامه نظم و امنیت انتظامی، ۱۲*(۲)، ۲۰۹–۲۳٦.

٦. مرکز آمار ایران. (۱۳۹۵)، سرشماری رسمی سال ۱۳۹۵. www.amar.org.ir

۷. میثاق، ن.، نیسانی سامانی، ن.، و تومانیان، آ. (۱۳۹۷). شبیه‌سازی رشد شهری تبریز با استفاده از مدل CA-Markov و تصمیم‌گیری چندمعیاره. *پژوهش‌های جغرافیای انسانی (پژوهش‌های جغرافیایی)، ۵۰*(۱)، ۲۱۷–۲۳۱.

۸. یوسف‌زاده، ف.، اجزا شکوهی، م.، و مینائی، م. (۱۳۹۸). *شبیه‌سازی و بصری‌سازی رشد شهری مشهد و حومه تا سال ۲۰۵۰* (پایان‌نامه منتشرنشده کارشناسی‌ارشد). دانشگاه فردوسی مشهد، ایران.

۹. اداره کل هواشناسی استان قم. (۱۴۰۲). بازیابی از https://www.ghommet.ir/#/home

۱۰. رنجبرسعادت آبادی، ع.، و فتاحی، ا. (۱۳۹۷). برآورد بیشینه بارش محتمل (PMP) در حوضه آبریز قمرود به روش همدیدی. *تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی (علوم جغرافیایی)، ۱۸*(۵۰)، ۶۱–۷۵.

۱۱. رفعتی، م.، تقوی، آ.، و کرباسی، ع. (۱۳۹۸). سهم منابع طبیعی و انسان ساخت در توزیع عناصرسنگین در خاک‌های اطراف معدن منگنز ونارچ قم. *علوم و تکنولوژی محیط زیست، ۲۱*(٤)، ۱۵۳–۱٦۰.

۱۲. منصوریان، ح.، نقدی‌زادگان جهرمی، م.، و گومه، ز. (۱٤۰۰). تحلیل فضایی–زمانی فرم شهری در کلان‌شهرهای ایران. *پژوهش‌های جغرافیای برنامه‌ریزی شهری، ۹*(۲)، ٤۸۷–٥۰٦.

13. Al Rifat, S. A., & Liu, W. (2022). Predicting future urban growth scenarios and potential urban flood exposure using Artificial Neural Network-Markov Chain model in Miami Metropolitan Area. *Land Use Policy*, *114*, 105994.
14. AlQadhi, S., Mallick, J., Talukdar, S., Bindajam, A. A., Shohan, A. A. A., & Shahfahad. (2021). Quantification of urban sprawl for past-to-future in Abha City, Saudi Arabia. *Cmes-Computer Modeling in Engineering & Sciences*, *129*(2), 755-786.
15. Alsharif, M., Alzandi, A. A., Shrahily, R., & Mobarak, B. (2022). Land use land cover change analysis for urban growth prediction using landsat satellite data and Markov Chain model for Al Baha region Saudi Arabia. *Forests*, *13*(10), 1530.
16. Aslam, R. W., Shu, H., & Yaseen, A. (2023). Monitoring the population change and urban growth of four major Pakistan cities through spatial analysis of open source data. *Annals of GIS*, *29*(3), 355-367.
17. Bajracharya, P., & Sultana, S. (2022). Examining the use of urban growth boundary for future urban expansion of Chattogram, Bangladesh. *Sustainability*, *14*(9), 5546.
18. Baqa, M. F., Chen, F., Lu, L., Qureshi, S., Tariq, A., Wang, S., Jing, L., Hamza, S., & Li, Q. (2021). Monitoring and modeling the patterns and trends of urban

growth using urban sprawl matrix and CA-Markov model: A case study of Karachi, Pakistan. *Land*, *10*(7), 700.

19. Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine Learning*, *45*, 5-32.
20. Chettry, V., & Surawar, M. (2021). Delineating urban growth boundary using remote sensing, ANN-MLP and CA model: A case study of Thiruvananthapuram urban agglomeration, India. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, *49*(10), 2437-2450.
21. Cortes, C., & Vapnik, V. (1995). Support-vector networks. *Machine Learning*, *20*, 273-297.
22. Daneshfar, R., Keivanimehr, F., Mohammadi-Khanaposhtani, M., & Baghban, A. (2020). A neural computing strategy to estimate dew-point pressure of gas condensate reservoirs. *Petroleum Science and Technology*, *38*(10), 706-712.
23. Dhanaraj, K., & Jain, G. V. (2022). Urban growth simulations in a medium-sized City of Mangaluru, India, through CA-Based SLEUTH Urban Growth Model. *Journal of the Indian Society of Remote Sensing*, 1-21. 10.1007/s12524-022-01638-0
24. Ding, Y., Shi, B., Su, G., Li, Q., Meng, J., Jiang, Y., Qin, Y., Dai, L., & Song, S. (2021). Assessing suitability of human settlements in high-altitude area using a comprehensive index method: A case study of Tibet, China. *Sustainability*, *13*(3), 1485.
25. Fang, Z., Ding, T., Chen, J., Xue, S., Zhou, Q., Wang, Y., Wang, Y., Huang, Z., & Yang, S. (2022). Impacts of land use/land cover changes on ecosystem services in ecologically fragile regions. *Science of the Total Environment*, *831*, 154967.
26. Fawcett, T. (2006). An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, *27*(8), 861-874.
27. Feng, Y., Liu, Y., & Batty, M. (2016). Modeling urban growth with GIS based cellular automata and least squares SVM rules: a case study in Qingpu–Songjiang area of Shanghai, China. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, *30*, 1387-1400.
28. Fu, F., Deng, S., Wu, D., Liu, W., & Bai, Z. (2022). Research on the spatiotemporal evolution of land use landscape pattern in a county area based on CA-Markov model. *Sustainable Cities and Society*, *80*, 103760.
29. Gibas, P., & Majorek, A. (2020). Analysis of land-use change between 2012–2018 in Europe in terms of sustainable development. *Land*, *9*(2), 46.
30. Girma, R., Fürst, C., & Moges, A. (2022). Land use land cover change modeling by integrating artificial neural network with cellular Automata-Markov chain model in Gidabo river basin, main Ethiopian rift. *Environmental Challenges*, *6*, 100419.
31. Guan, Y., Li, X., Yang, J., Li, S., & Tian, S. (2022). Spatial differentiation of comprehensive suitability of urban human settlements based on GIS: A case study of Liaoning province, China. *Environment, Development and Sustainability*, *24*(3), 4150-4174.

32. Gupta, P., & Bharat, A. (2022). Developing sustainable development Index as a tool for appropriate urban land take. *Environment, Development and Sustainability*, *24*(11), 13378-13406.
33. Gupta, R., Sharma, M., Singh, G., & Joshi, R. K. (2023). Characterizing urban growth and land surface temperature in the western himalayan cities of India using remote sensing and spatial metrics. *Frontiers in Environmental Science*, *11*, 60.
34. Halder, S., Das, S., & Basu, S. (2023). Use of support vector machine and cellular automata methods to evaluate impact of irrigation project on LULC. *Environmental Monitoring and Assessment*, *195*(1), 3.
35. Harmay, N. S. M., Kim, D., & Choi, M. (2021). Urban heat island associated with land use/land cover and climate variations in Melbourne, Australia. *Sustainable Cities and Society*, *69*, 102861.
36. Harrington, P. D. B. (1993). Sigmoid transfer functions in backpropagation neural networks. *Analytical Chemistry*, *65*(15), 2167-2168.
37. Hind, M., M'hammed, S., Djamal, A., & Zoubida, N. (2022). Assessment of land use–land cover changes using GIS, remote sensing, and CA–Markov model: A case study of Algiers, Algeria. *Applied Geomatics*, 1-15. 10.1007/s12518-022-00472-w
38. Hossain Shubho, M. T., & Islam, I. (2020). An integrated approach to modeling urban growth using modified built-up area extraction technique. *International Journal of Environmental Science and Technology*, *17*, 2793-2810.
39. Hossain, M. S., Khan, M. A. H., Oluwajuwon, T. V., Biswas, J., Rubaiot Abdullah, S., Tanvir, M. S. S. I., …, Chowdhury, M. N. A. (2023). Spatiotemporal change detection of land use land cover (LULC) in Fashiakhali wildlife sanctuary (FKWS) impact area, Bangladesh, employing multispectral images and GIS. *Modeling Earth Systems and Environment*, *9*, 3153-3173.
40. Ibrahim, H., Khattab, Z., Khattab, T., & Abraham, R. (2021). Expatriates' housing dispersal outlook in a rapidly developing metropolis based on urban growth predicted using a machine learning algorithm. *Housing Policy Debate*, *33*(3), 641-661.
41. Isinkaralar, O., Varol, C., & Yilmaz, D. (2022). Digital mapping and predicting the urban growth: integrating scenarios into cellular automata—Markov chain modeling. *Applied Geomatics*, *14*, 695-705.
42. Jana, C., Mandal, D., Shrimali, S. S., Alam, N. M., Kumar, R., Sena, D. R., & Kaushal, R. (2020). Assessment of urban growth effects on green space and surface temperature in Doon Valley, Uttarakhand, India. *Environmental Monitoring and Assessment*, *192*, 1-17.
43. Juanita, A.-D., Ignacio, P., Jorgelina, G.-A., Cecilia, A.-S., Carlos, M., & Francisco, N. (2019). Assessing the effects of past and future land cover changes in ecosystem services, disservices and biodiversity: A case study in Barranquilla Metropolitan Area (BMA), Colombia. *Ecosystem Services*, *37*, 100915.

44. Kamaraj, M., & Rangarajan, S. (2022). Predicting the future land use and land cover changes for Bhavani basin, Tamil Nadu, India, using QGIS MOLUSCE plugin. *Environmental Science and Pollution Research*, 29, 86337-86348.
45. Kamranzad, F., Memarian, H., & Zare, M. (2020). Earthquake risk assessment for Tehran, Iran. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *9*(7), 430.
46. Khan, A., & Sudheer, M. (2022). Machine learning-based monitoring and modeling for spatio-temporal urban growth of Islamabad. *The Egyptian Journal of Remote Sensing and Space Science*, *25*(2), 541-550.
47. Kim, Y., Safikhani, A., & Tepe, E. (2022). Machine learning application to spatio-temporal modeling of urban growth. *Computers, Environment and Urban Systems*, *94*, 101801.
48. Kisamba, F. C., & Li, F. (2023). Analysis and modelling urban growth of Dodoma urban district in Tanzania using an integrated CA–Markov model. *GeoJournal*, *88*(1), 511-532.
49. Lunyolo, L. D., Khalifa, M., & Ribbe, L. (2021). Assessing the interaction of land cover/land use dynamics, climate extremes and food systems in Uganda. *Science of the Total Environment*, *753*, 142549.
50. Ma, S., Cai, Y., Ai, B., Xie, D., & Zhao, Y. (2022). Delimiting the urban growth boundary for sustainable development with a pareto front degradation searching strategy based optimization model. *Journal of Cleaner Production*, *345*, 131191.
51. Marques, M.-L., Müller-Pessôa, V., Camargo, D., & Cecagno, C. (2021). Simulação de cenários urbanos por autômato celular para modelagem do crescimento de Campinas–sp, Brasil. *EURE (Santiago)*, *47*(142), 207-227.
52. McDonald, R. I., Mansur, A. V., Ascensão, F., Colbert, M. l., Crossman, K., Elmqvist, T., Gonzalez, A., Güneralp, B., Haase, D., & Hamann, M. (2020). Research gaps in knowledge of the impact of urban growth on biodiversity. *Nature Sustainability*, *3*(1), 16-24.
53. Minaei, F., Minaei, M., Kougias, I., Shafizadeh-Moghadam, H., & Hosseini, S. A. (2021). Rural electrification in protected areas: A spatial assessment of solar photovoltaic suitability using the fuzzy best worst method. *Renewable Energy*, *176*, 334-345.
54. Minaei, M., Shafizadeh-Moghadam, H., & Tayyebi, A. (2018). Spatiotemporal nexus between the pattern of land degradation and land cover dynamics in Iran. *Land Degradation & Development*, *29*(9), 2854-2863.
55. Mozaffaree Pour, N., Karasov, O., Burdun, I., & Oja, T. (2022). Simulation of land use/land cover changes and urban expansion in Estonia by a hybrid ANN-CA-MCA model and utilizing spectral-textural indices. *Environmental Monitoring and Assessment*, *194*(8), 584.
56. Musavengane, R., Siakwah, P., & Leonard, L. (2020). The nexus between tourism and urban risk: Towards inclusive, safe, resilient and sustainable outdoor tourism in African cities. *Journal of Outdoor Recreation and Tourism*, *29*, 100254.

57. Pilehvar, A. A. (2020). Urban unsustainability engineering in metropolises of Iran. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, *44*(3), 775-785.
58. Qiu, B., Zhou, M., Qiu, Y., Liu, S., Ou, G., Ma, C., Tu, J., & Li, S. (2022). An integrated spatial autoregressive model for analyzing and simulating urban spatial growth in a Garden city, China. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *19*(18), 11732.
59. Rahnama, M. R. (2021). Forecasting land-use changes in Mashhad Metropolitan area using Cellular Automata and Markov chain model for 2016-2030. *Sustainable Cities and Society*, *64*, 102548.
60. Regasa, M. S., & Nones, M. (2022). Past and future land use/land cover changes in the Ethiopian Fincha Sub-Basin. *Land*, *11*(8), 1239.
61. Rezaei, J. (2015). Best-worst multi-criteria decision-making method. *Omega*, *53*, 49-57.
62. Rienow, A., & Goetzke, R. (2015). Supporting SLEUTH–Enhancing a cellular automaton with support vector machines for urban growth modeling. *Computers, Environment and Urban Systems*, *49*, 66-81.
63. Rimal, B., Zhang, L., Keshtkar, H., Haack, B. N., Rijal, S., & Zhang, P. (2018). Land use/land cover dynamics and modeling of urban land expansion by the integration of cellular automata and markov chain. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, *7*(4), 154.
64. Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., & Williams, R. J. (1986). Learning representations by back-propagating errors. *Nature*, *323*(6088), 533-536.
65. Sang, L., Zhang, C., Yang, J., Zhu, D., & Yun, W. (2011). Simulation of land use spatial pattern of towns and villages based on CA–Markov model. *Mathematical and Computer Modelling*, *54*(3-4), 938-943.
66. Shafizadeh Moghadam, H., & Helbich, M. (2013). Spatiotemporal urbanization processes in the megacity of Mumbai, India: A Markov chains-cellular automata urban growth model. *Applied Geography*, *40*, 140-149.
67. Shafizadeh-Moghadam, H., Minaei, M., Pontius Jr, R. G., Asghari, A., & Dadashpoor, H. (2021). Integrating a forward feature selection algorithm, random forest, and cellular automata to extrapolate urban growth in the Tehran-Karaj region of Iran. *Computers, Environment and Urban Systems*, *87*, 101595.
68. Tariq, A., Yan, J., & Mumtaz, F. (2022). Land change modeler and CA-Markov chain analysis for land use land cover change using satellite data of Peshawar, Pakistan. *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, *128*, 103286.
69. UNFPA. (2022). *World population prospects 2022: Summary of results*. New York, United Nations Population Fund.
70. Yariyan, P., Ali Abbaspour, R., Chehreghan, A., Karami, M., & Cerdà, A. (2022). GIS-based seismic vulnerability mapping: a comparison of artificial neural networks hybrid models. *Geocarto International*, *37*(15), 4312-4335.

71. Zhang, C., Yao, D., Zhen, Y., Li, W., & Li, K. (2022). Mismatched relationship between urban industrial land consumption and growth of manufacturing: Evidence from the Yangtze River Delta. *Land*, *11*(9), 1390.
72. Zhang, J., Wu, D., Zhu, A.-X., & Zhu, Y. (2023). Modelling urban expansion with cellular automata supported by urban growth intensity over time. *Annals of GIS*, 29(3), 337-353.